

# 基于惩罚系数自适应修正的 SAR 图像滤波新算法

王振松 刘晓云 李小文 陈武凡

(电子科技大学自动化工程学院, 成都 610054)

**摘要** 合成孔径雷达(SAR)图像存在较强的相干斑点噪声,严重地影响了地物信息的提取与 SAR 图像的应用效果。提出了一种新的 SAR 图像斑点噪声滤波算法,该算法以一种基于膜模型的 Markov 随机场的近似最优迭代滤波算法(TSPR)为基础,考虑了邻域空间关系对势能函数的影响,并通过在迭代过程中自适应修正惩罚系数,来达到更好的斑点噪声滤波效果。通过对含不同强度斑点噪声的退化图像的对比试验结果来看,该算法在提高处理后图像的信噪比方面,能够取得较 TSPR 算法更佳的效果。

**关键词** 合成孔径雷达 斑点噪声 自适应 滤波

中图法分类号:TP391.41 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)09-1683-06

## A Novel Filtering Algorithm for SAR Image Based on Self Adaptive Correction of Penalty Coefficient

WANG Zhen-song, LIU Xiao-yun, LI Xiao-wen, CHEN Wu-fan

(School of Automation Engineering of the University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054)

**Abstract** Speckle noise is serious in SAR (synthetic aperture radar) image. It will greatly affect the information extraction of terra and object and the application of SAR image. A novel filtering algorithm for speckle noise in SAR image is presented here. This algorithm is based on an iterative filter that based on a membrane model Markov random field approximation optimized by a synchronous local iterative method (TSPR). With this algorithm, the affect of the energy function by neighbors' spatial relation is taken into account. Through self adaptive correcting the penalty coefficient in iteration process better filtering effect can be acquired. According the comparison experiments about faded images caused by speckle noise of various intensities, with the algorithm presented here we can restore the image with higher Signal Noise Ratio (SNR) than TSPR algorithm.

**Keywords** synthetic aperture radar (SAR), speckle noise, self adaptive, filtering

## 1 引言

合成孔径雷达(SAR)由于可以穿透云雾,具有全天候、全天时工作能力,同时又具备一定的穿透天然植被、人工伪装和地面表层土壤一定深度的能力,在测绘、地质、水文、海洋、生态环境监测、冰川制图、军事等领域显示出越来越大的应用潜力。

SAR 影像是地物对雷达波的散射特性的反映,由于成像雷达发射的是纯相干波,这种相干信号照射目标时,目标物的随机散射面散射信号之间的干涉作用会使图像产生不可避免的乘性的斑点噪声。斑点噪声的存在使 SAR 图像的应用(例如图像分割与分类、目标检测与识别、多传感器图像融合等)受到很大影响。

近二三十年来,针对 SAR 斑点噪声的乘性特性,发展了许多滤波算法。典型的有自适应局域统

收稿日期:2006-12-01; 改回日期:2007-04-09

第一作者简介:王振松(1975~),男。2003年电子科技大学获控制理论与控制工程专业硕士学位。现为电子科技大学自动化工程学院检测技术与自动化装置专业博士研究生。研究方向为图像处理、模式识别。E-mail: wangzs@uestc.edu.cn

计滤波<sup>[1,2]</sup> (如 Lee 滤波、Kuan 滤波等)、几何滤波等。20 世纪 90 年代以来,具有多尺度分析能力的小波方法<sup>[3]</sup> 也被用于相干斑抑制。2003 年 Bratsolia 和 Sigelle 将马尔可夫随机场 (MRF) 理论应用于 SAR 图像的斑点噪声滤波,提出了 TSPR (total sum-preserving restoration) 算法<sup>[4]</sup>。该算法在处理过程中能够保持整幅图像像素的灰度值总和不变,可以获得较好的滤波效果。但 TSPR 算法在迭代过程使用固定的由经验获得的惩罚系数,限制了滤波效果。

本文在 TSPR 算法的基础上加以改进,提出了一种基于邻域空间关系的在迭代过程中不断自适应修正惩罚系数的迭代滤波新算法。实验结果表明,该算法在提高处理后图像的信噪比方面能够取得较 TSPR 算法更好的滤波效果。

## 2 TSPR 算法

### 2.1 简介

一幅图像可以视为一个 2 维的随机过程,即随机场。这样,可以使用概率论的方法解决图像处理问题。图像中某像素点的灰度仅跟其邻域有关,因此可以将一幅图像进一步视为马尔可夫随机场 (MRF)。根据 Hammersley-Clifford 理论, MRF 与吉布斯随机场在有限栅格上是等价的<sup>[5]</sup>,因此确定了吉布斯势函数也就确定了马尔可夫随机场。

将有限栅格内所有像素点组成的点集标记为  $S = \{s\}_{s=1, \dots, N}$ , 与  $S$  内某点  $s$  相邻的像素点组成  $s$  的邻域集  $N_s, r \in N_s$ 。

假设  $\mathbf{g}$  和  $\mathbf{f}$  是两个随机场,  $\mathbf{f}$  代表真实图像,  $\mathbf{g}$  代表观测图像 (在这里为含有斑点噪声的 SAR 图像)。图像的恢复或滤波问题就等价为由观测图像  $\mathbf{g}$  来估计真实图像  $\mathbf{f}$  的问题。而从观测图像求取真实图像的问题实际上是一个病态反转问题,贝叶斯理论为解决这一病态问题提供了理论基础。根据贝叶斯理论,在掌握一些关于真实图像的先验信息的基础上,可以通过观测图像  $\mathbf{g}$  获得随机场  $\mathbf{f}$  的后验概率:

$$P(\mathbf{f}|\mathbf{g}) = \frac{P(\mathbf{g}|\mathbf{f})P(\mathbf{f})}{P(\mathbf{g})} \quad (1)$$

假定条件概率  $P(\mathbf{g}|\mathbf{f})$  为高斯分布<sup>[4]</sup>, 那么

$$P(\mathbf{g}|\mathbf{f}) = \frac{\exp\left[-\sum_s \frac{(f_s - g_s)^2}{2\sigma^2}\right]}{C_1} \quad (2)$$

式中,  $\sigma$  为高斯分布的标准方差;  $f_s$  为真实图像中点  $s$  的灰度值,  $g_s$  为观测图像中点  $s$  的灰度值  $C_1$  为正则化常数。

先验概率  $P(\mathbf{f})$  由膜模型 MRF 给出<sup>[4]</sup>:

$$P(\mathbf{f}) = \frac{\exp\left[-\beta \sum_{(r,s)} (f_s - f_r)^2\right]}{C_2} \quad (3)$$

式中,  $\beta$  为平滑因子;  $C_2$  为正则化常数; 求和遍及每个像素的邻域点。

将式(2)、式(3)代入式(1)可得:

$$P(\mathbf{f}|\mathbf{g}) = \frac{1}{Z} \exp[-U(\mathbf{f})] \quad (4)$$

式中,  $Z$  称为分配函数, 是一个正则化的常数;  $U(\mathbf{f})$  为势函数:

$$U(\mathbf{f}) = \sum_s \frac{(f_s - g_s)^2}{2\sigma^2} + \beta \sum_{(r,s)} (f_s - f_r)^2 \quad (5)$$

根据最大后验概率估计算法 (MAP)<sup>[4]</sup>, 使式(1)获取最大值的  $\mathbf{f}^*$  就是真实图像的最优解, 即

$$\mathbf{f}^* = \arg \max_{\mathbf{f} \in \mathbf{F}} P(\mathbf{f}|\mathbf{g})$$

式中,  $\mathbf{F}$  为配置空间, 包含所有  $\mathbf{f}$  的可能取值。

再考虑到式(4)、式(5), 有

$$\begin{aligned} \mathbf{f}^* &= \arg \min_{\mathbf{f} \in \mathbf{F}} U(\mathbf{f}) \\ &= \arg \min_{\mathbf{f} \in \mathbf{F}} \left[ \sum_s \frac{(f_s - g_s)^2}{2\sigma^2} + \beta \sum_{(r,s)} (f_s - f_r)^2 \right] \end{aligned}$$

将图像视为 MRF 时图像中某像素点的灰度值仅跟其邻域相关, 因此与像素点  $s$  相关的局部条件势函数可以写为

$$V_s(\mathbf{f}) = \frac{(f_s - g_s)^2}{2\sigma^2} + \beta \sum_{r \in N_s} (f_s - f_r)^2 \quad (6)$$

式中,  $N_s$  为  $s$  点的邻域集。式(6)中前一项又称为似然能量, 后一项称为先验能量<sup>[4]</sup>。

为了求得使  $V_s(\mathbf{f})$  取最小值的  $f_s$ , 令

$$\frac{\partial V_s(\mathbf{f})}{\partial f_s} = \frac{(f_s - g_s)}{\sigma^2} + 2\beta \sum_{r \in N_s} (f_s - f_r) = 0$$

考虑 4 邻域关系时, 有

$$\frac{\partial V_s(\mathbf{f})}{\partial f_s} = \frac{(f_s - g_s)}{\sigma^2} + 8\beta f_s - 2\beta \sum_{r \in N_s} f_r = 0$$

所以

$$f_s = \frac{1}{1 + 8\beta\sigma^2} g_s + \frac{2\beta\sigma^2}{1 + 8\beta\sigma^2} \sum_{r \in N_s} f_r \quad \forall s \in S \quad (7)$$

令

$$\lambda = \frac{1}{1 + 8\beta\sigma^2} \quad \langle f_r \rangle = \frac{1}{4} \sum_{r \in N_s} f_r \quad (8)$$

则式(7)可写为

$$f_s = \lambda g_s + (1 - \lambda) \langle f_r \rangle \quad \forall s \in S$$

算法的迭代过程为

$$f^{(n+1)} = \lambda g_s + (1 - \lambda) R(f^{(n)}) \quad \forall n \geq 1$$

式中,  $f^{(n)}$  为第  $n$  次迭代计算的结果,  $f^{(0)} = g$ ;  $R(\cdot)$  为求邻域内所有点的均值运算。

上述算法由于在迭代过程中能够保持图像中所有像素点的灰度总和不变,因此文献[4]把它命名为 TSPR 算法。

### 2.2 缺陷分析

TSPR 算法能够在保持图像均值不变的情况下大大减小图像的方差。但是仔细分析该算法,可以发现它存在以下不足之处:

(1) TSPR 算法会造成过度平滑现象

TSPR 算法采用下面的条件作为算法收敛的判别准则:

$$\sum_s |f_s^{(n+1)} - f_s^{(n)}|^2 / \sum_s |f_s^{(n)}|^2 \leq 10^{-6}$$

使用 TSPR 算法对含不同强度斑点噪声的图像(图 1)进行滤波实验。实验中以计算改进信噪比 (ISNR)<sup>[6]</sup> 来评估图像恢复算法的性能

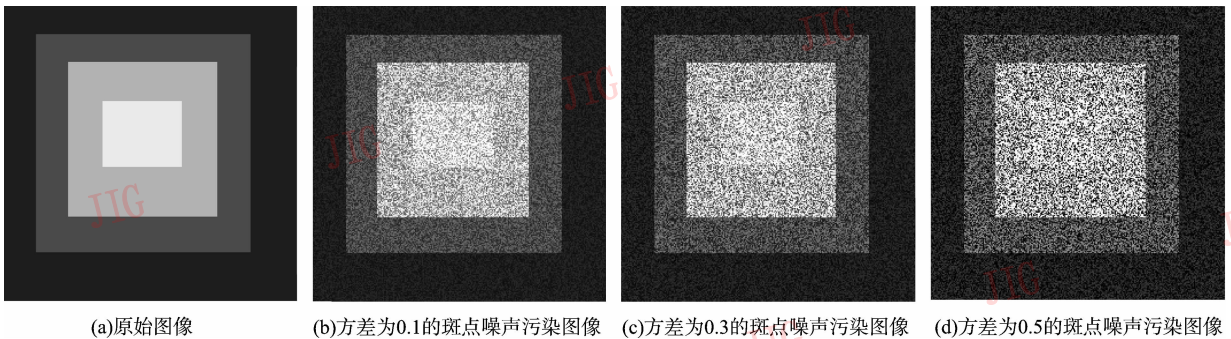


图 1 实验模拟图像

Fig. 1 Simulated image for experiment

$$ISNR = 10 \lg \left( \frac{\|g - f\|^2}{\|f - f^{(n)}\|^2} \right)$$

由实验结果(图 2)可以看出,对噪声方差为 0.5 和 0.3 的图像,算法在第 9 次迭代时达到最高的 ISNR,此时收敛判据分别为 0.006 217 5 和 0.004 024 0;对噪声方差为 0.1 的图像,算法在第 7 次迭代时即达到最高的 ISNR,此时收敛判据为

0.002 514 9;在算法达到最大的 ISNR 时,并没有达到其收敛的条件,而在达到最大的 ISNR 之后,随着迭代次数的增加,ISNR 会逐渐下降,收敛判据也会继续减小。

上述实验结果表明,算法经 7~10 次迭代即可达到较好的处理效果,而此时却远没有达到设定的收敛准则,当算法达到设定的收敛准则时获得的图像已经被过度平滑了。

(2) TSPR 算法中惩罚系数  $\lambda$  是不精确的。

TSPR 算法中  $\lambda$  的取值采用由试验得到的固定值 0.08。由式(8)可知  $\lambda$  跟  $\beta$  及  $\sigma$  的大小有关。对于不同的图像以及其所含噪声的不同,  $\beta$  和  $\sigma$  会取不同的值,因而  $\lambda$  的值也会相应的改变。处理过程中  $\lambda$  取值的不精确性必将会影响最终处理效果。分别取  $\lambda$  等于 0.01、0.08、0.4,采用 TSPR 算法,对含方差为 0.3 的斑点噪声图像(图 1(c))进行滤波处理实验。图 3 为根据实验结果绘制的改进信噪比-迭代次数曲线。实验结果表明,  $\lambda$  的取值对 TSPR 算法的结果会有很大影响。

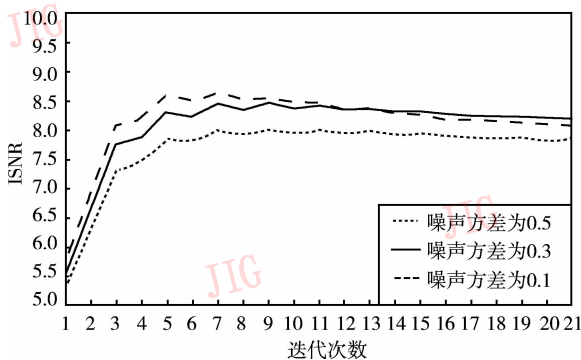


图 2 TSPR 算法的 ISNR-迭代次数曲线

Fig. 2 ISNR-number of steps curves by TSPR method

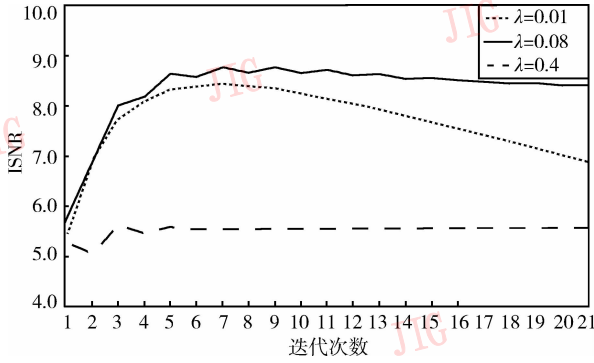


图 3 图 1(c) 经 TSPR 取不同  $\lambda$  处理后的 ISNR-迭代次数曲线  
Fig. 3 ISNR-number of steps curves of Fig. 1(c) processed by TSPR with different  $\lambda$

### 3 惩罚系数自适应修正的 TSPR 算法

#### 3.1 基于邻域空间关系的改进

TSPR 算法是基于 4 邻域的, 这种基于低阶邻域系统的图像平滑或恢复算法有时会导致过度平滑或过度惩罚的结果。为了保证平滑或惩罚不会过度, 将 TSPR 算法推广到 8 邻域系统。

在 8 邻域系统中, 邻域中的各点与邻域中心的空间关系是不尽相同的。具有不同的空间关系的邻域点将会对邻域中心产生不同程度的影响。图 4 为图像中点  $s$  的 8 邻域关系图, 由图中可以看出, 邻域中的点可以分为两类: 上、下、左、右 4 点为一类, 记为  $N_{s1}$ ; 对角线方向上的点为一类, 记为  $N_{s2}$ 。  $N_{s1}$  中的 4 个点距离中间点较近, 而  $N_{s2}$  中的 4 个点距中间点要远一些。因此它们对中间点的影响也不同, 距离远的点影响要小一些, 距离近的点影响要相应大一些。也就是说, 邻域内的点对邻域中心的影响程度跟距邻域中心的距离成反比关系。这些因空间关系不同而导致的影响程度的不同应该在局部势函数中体现出来。

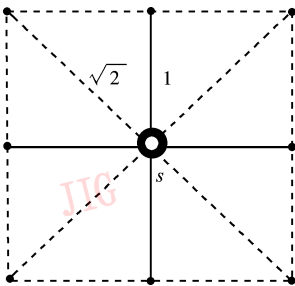


图 4 8 邻域关系图  
Fig. 4 8-neighbours system

假设上、下、左、右 4 点距中间点的距离为 1, 那么对角线方向上的 4 点距中间点的距离应为  $\sqrt{2}$ 。因此  $N_{s1}$ 、 $N_{s2}$  两类邻域点对中间点的影响之比应为  $\sqrt{2} : 1$ 。因此式(5)中的先验能量项可改写为

$$\beta \left[ \sqrt{2} \sum_{r \in N_{s1}} (f_s - f_r)^2 + \sum_{r \in N_{s2}} (f_s - f_r)^2 \right]$$

为了保证似然能量项和先验能量项在式(5)中的比例不变, 需在上式前面乘以平衡因子  $2/(\sqrt{2} + 1)$ , 因此式(5)可改写为

$$V_s(f) = \frac{(f_s - g_s)^2}{2\sigma^2} + \frac{2\beta}{\sqrt{2} + 1} \times$$

$$\left[ \sqrt{2} \sum_{r \in N_{s1}} (f_s - f_r)^2 + \sum_{r \in N_{s2}} (f_s - f_r)^2 \right]$$

令

$$\frac{\partial V_s(f)}{\partial f_s} = \frac{(f_s - g_s)}{\sigma^2} + \frac{4\beta}{\sqrt{2} + 1} \times$$

$$\left[ \sqrt{2} \sum_{r \in N_{s1}} (f_s - f_r) + \sum_{r \in N_{s2}} (f_s - f_r) \right] = 0$$

得

$$f_s = \frac{1}{1 + 16\beta\sigma^2} g_s + \frac{16\beta\sigma^2}{1 + 16\beta\sigma^2} \times \left[ \frac{\sqrt{2}}{4(\sqrt{2} + 1)} \sum_{r \in N_{s1}} f_r + \frac{\sqrt{2}}{4(\sqrt{2} + 1)} \sum_{r \in N_{s2}} f_r \right] \quad (9)$$

令

$$\lambda = \frac{1}{1 + 16\beta\sigma^2}$$

$$\langle f_r \rangle = \frac{\sqrt{2}}{4(\sqrt{2} + 1)} \sum_{r \in N_{s1}} f_r + \frac{\sqrt{2}}{4(\sqrt{2} + 1)} \sum_{r \in N_{s2}} f_r$$

则式(9)可写为

$$f_s = \lambda g_s + (1 - \lambda) \langle f_r \rangle \quad \forall s \in S$$

改进的 8 邻域 TSPR 算法的迭代过程为

$$f^{(n+1)} = \lambda g_s + (1 - \lambda) R(f^{(n)}) \quad \forall n \geq 1 \quad (10)$$

式中,  $R(\cdot)$  为求 8 邻域内所有点的加权平均值运算。

#### 3.2 惩罚系数的自适应修正

惩罚系数  $\lambda$  跟参数  $\beta$  及  $\sigma$  都相关, 它会随不同的图像及其所含噪声的不同而取不同的值。而在 TSPR 算法中  $\lambda$  的取值为一经验值, 它与真实值间必定存在一定的误差, 而且在算法的整个迭代过程中  $\lambda$  的取值是不变的。因此不准确的  $\lambda$  取值必将影响最终的图像恢复效果。

为了克服这种由于惩罚系数  $\lambda$  取值不准确而带来的缺陷, 考虑在迭代过程中不断修正惩罚系数  $\lambda$ , 使其随迭代次数的增加而不断逼近其真实值。

为了实现这一想法,考虑式(10)。每一次迭代都会得到一幅更逼近真实图像的  $f^{(n+1)}$ ,因此可以用下式推导出更逼近真实值的惩罚系数  $\lambda$ 。

$$f^{(n+1)} = \lambda g_s + (1 - \lambda)R(f^{(n+1)}) \quad \forall n \geq 1$$

即

$$f^{(n+1)} = \lambda [g_s - R(f^{(n+1)})] + R(f^{(n+1)}) \quad \forall n \geq 1$$

$$\lambda^{new} = \frac{\|f^{(n+1)} - R(f^{(n+1)})\|}{\|g_s - R(f^{(n+1)})\|} \quad \forall n \geq 1 \quad (11)$$

在迭代计算时,可以首先用式(10)计算  $f^{(n+1)}$ ,然后用式(11)计算新的更逼近真实值的惩罚系数  $\lambda^{new}$ ,在下一步迭代时采用  $\lambda^{new}$  计算  $f^{(n+2)}$ 。这样就可以在迭代过程中不断修正惩罚系数,来获得更好的处理效果的思想。

### 3.3 算法步骤

由于算法是在 TSPR 算法的基础上采用基于邻域空间关系和自适应修正惩罚系数的思想而得到的,因此把它称为 PCAC-TSPR (penalty coefficient adaptive correcting TSPR) 算法。PCAC-TSPR 的计算步骤可归纳为

(1) 取  $\lambda^0$  为经验值,  $f^{(0)}$  观测图像,令迭代次数  $n=0$ ;

(2) 计算  $f^{(n+1)}$

$$f^{(n+1)} = \lambda g_s + (1 - \lambda)R(f^{(n)}) \quad \forall n \geq 1$$

(3) 计算  $\lambda^{n+1}$

$$\lambda^{n+1} = \frac{\|f^{(n+1)} - R(f^{(n+1)})\|}{\|g_s - R(f^{(n+1)})\|} \quad \forall n \geq 1$$

(4) 重复第 2、3 步直到获得满意的图像。

## 4 实验和结果

图 1(a) 为用绘图软件绘制的实验图像。将它作为原始图像,用 Matlab 进行处理形成叠加了不同强度乘性噪声的退化图像(图 1(b)~(d))。针对这些图像进行如下实验:

(1) PCAC-TSPR 和 TSPR 算法对含不同强度噪声的退化图像的处理效果比较

分别采用 PCAC-TSPR 算法和 TSPR 算法对各退化图像进行恢复处理。记录两种方法对各退化图像处理时能达到的最高改进信噪比及相应的迭代次数,并绘制图表如图 5 所示。由图中可看出,对每幅退化图像,PCAC-TSPR 算法所能达到的最高改进信噪比都要高于 TSPR 算法 0.5dB 以上。这说明,PCAC-TSPR 处理效果较 TSPR 算法有显著

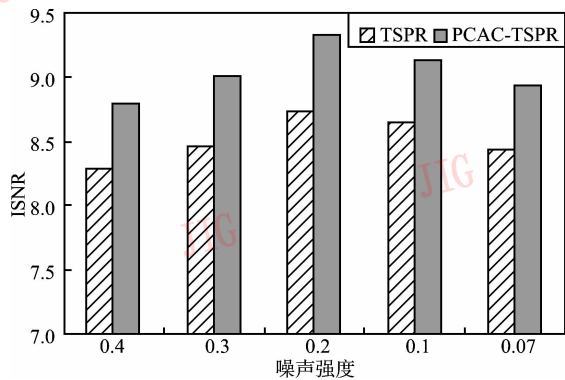


图 5 TSPR 和 PCAC-TSPR 算法处理效果比较  
Fig.5 Comparison of results between TSPR and PCAC-TSPR

改善。

(2) 惩罚系数自适应修正对算法的影响

惩罚系数  $\lambda$  的初值分别取 0.4、0.1、0.08 采用 PCAC-TSPR 算法对含方差为 0.3 的斑点噪声的退化图像(图 1(c))进行恢复处理。记录处理所能达到的最高改进信噪比,并绘制图表如图 6 所示。由图可以看出,对不同的  $\lambda$  初值,PCAC-TSPR 算法都在第 4~5 次迭代时达到基本相等的最高信噪比。这说明惩罚系数  $\lambda$  的初值对 PCAC-TSPR 算法的影响很小,PCAC-TSPR 算法较 TSPR 算法具有更好的稳定性。

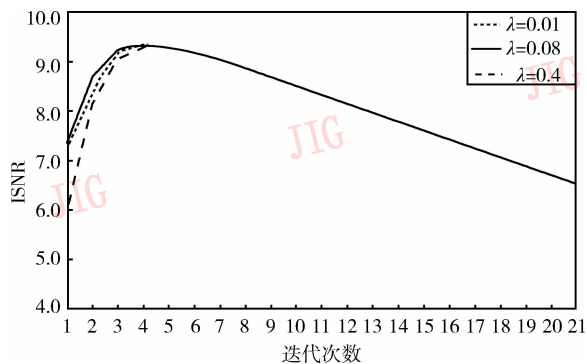
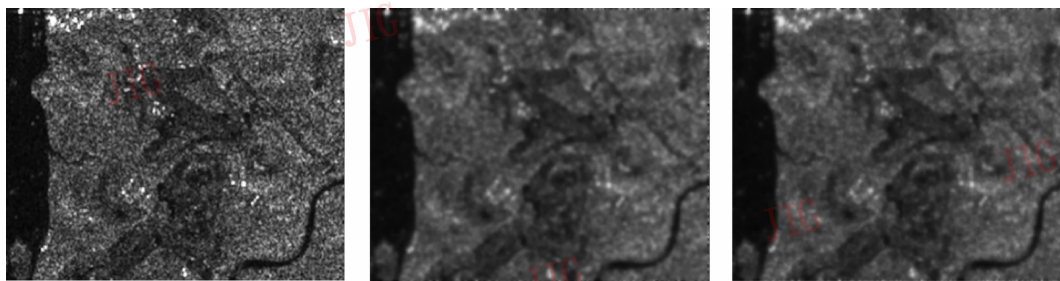


图 6 图 1(c) 经 PCAC-TSPR 取不同  $\lambda$  处理后的 SNR-迭代次数曲线  
Fig.6 SNR-number of steps curves of Fig. 1(c) processed by PCAC-TSPR with different  $\lambda$

为了检验算法对 SAR 图像处理效果,采用 1 幅真实的 SAR 图像进行实验(图 7)。分别采用 PCAC-TSPR 和 TSPR 算法进行不同次数的迭代处理,比较处理后的图像。PCAC-TSPR 算法在迭代 4 次时即达到较好的处理效果,而 TSPR 算法在第 8 次达到相似的处理结果。



(a)真实的SAR图像

(b)PCAC-TSPR迭代4次时的处理结果

(c)TSPR迭代8次时的处理结果

图 7 PCAC-TSPR 与 TSPR 算法对真实 SAR 图像滤波效果比较

Fig. 7 Comparison of the result of PCAC-TSPR and TSPR for real SAR image

## 5 结 论

PCAC-TSPR 算法可以获得较 TSPR 算法更高信噪比的恢复图像,并且能够在迭代过程中自适应调节惩罚系数  $\lambda$ ,使算法在  $\lambda$  初值存在较大误差的情况下仍能获得良好的处理效果。在处理速度方面,由于在每次迭代时都要重新计算惩罚系数  $\lambda$ ,会使单次迭代的计算时间有所增加。但从整个处理过程来看,由于惩罚系数  $\lambda$  的自适应调节会减少处理的迭代次数,因此,PCAC-TSPR 算法的计算时间与 TSPR 算法基本相仿。

### 参考文献 (References)

1 Li Xiao-wei, Sun Hong, Guan Bao, *et al.* A speckle reduction technique of SAR images based on statistic [J]. Journal of Wuhan University (National Science Edition), 2002, **48**(1):94~98. [李小玮,孙洪,管鲍等.合成孔径雷达图像统计滤波降噪方法[J].

武汉大学学报(理学版),2002,**48**(1):94~98.]

- 2 Han Chun-ming, Guo Hua-dong, Wang Chang-lin. The essence of SAR image speckle suppression [J]. Journal of Remote Sensing, 2002, **6**(6): 470~474. [韩春明,郭华东,王长林.图像斑点噪声抑制的本质[J].遥感学报,2002,**6**(6):470~474.]
- 3 Bo Yan-cheng, Wang Jin-feng, Zhu Cai-ying, *et al.* A wavelet-based filter for SAR speckle reduction and the comparative evaluation on its performance [J]. Journal of Remote Sensing, 2003,**7**(5): 393~399. [柏延臣,王劲峰,朱彩英等.基于小波分析的SAR图像斑点滤波及其性能比较评价[J].遥感学报,2003,**7**(5): 393~399.]
- 4 Bratsolis E, Sigelle M. Fast SAR image restoration, segmentation, and detection of high-reflectance regions [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2003, **41**(12):2890~2899.
- 5 Stan Z Li. Markov Random Field Modeling in Image Analysis [M]. Tokyo, Japan: Springer-Verlag, 2001:35~36.
- 6 Chen Wu-fan, Li Chao, Chen He-yan. An effective restoration algorithm of degenerated image in spatial domain [J]. Journal of Computers, 1999, **22**(12): 1267~1271. [陈武凡,李超,陈和晏.空域中退化图像恢复的有效算法[J],计算机学报,1999, **22**(12): 1267~1271.]